

WEEKLY REPORT

张建伟

March 4, 2019

1 上周工作

1.1 半自动肝肿瘤分割

- 完成了 DeepLab 的模型搭建, 目前正在初步训练调参.
- 目前暂时使用 UNet 测试了 spatial guide (SG), 测试时使用完全的 SG(每个 slice 都提供) 时肿瘤分割精度为 0.740, 使用 one-shot 的 SG(每个肿瘤只有一片 slice 提供) 时精度为 0.605. 目前精度的计算略有不妥, 改正后还在实验.
- 想了一个文章标题并初步写了摘要.

2 下周工作

- 由于上一个 slice 的分割结果作为 SG 传给下一个 slice 作为输入时可能是不准确的, 也可能该肿瘤在下一个 slice 上不再出现, 即可能提供假的 SG, 因此目前仅通过输入时也提供假的 SG 让网络学习区分, 但是效果不是很理想. 下周修改网络设计, 在分割网络的基础上增加一个分类分支以对分割的结果进行分类, 强化网络对真假 SG 的判别性能.
- 对 DeepLab 进行调参
- 目前的分割流程分为三步
 - 粗分割肝脏以裁剪原始图像

- 分割肝脏和肿瘤
- 单独精细分割肿瘤, 使用第 2 步的肝脏作为 mask 限制模型学习的范围以进一步减少冗余信息. 下周进行第三步的损失函数编写并实验.

3 论文阅读

3.1 Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions

本文分析了 GoogLeNet 网络中的 Inception 结构, Inception 可以看作是先做 point-wise 卷积, 再做分组的 spatial-wise 卷积. 因此本文拓展了这种模式, 分组 spatial-wise 卷积到极限就变成了每组一个特征通道的 spatial-wise 卷积, 就是本文的 Xception 结构.

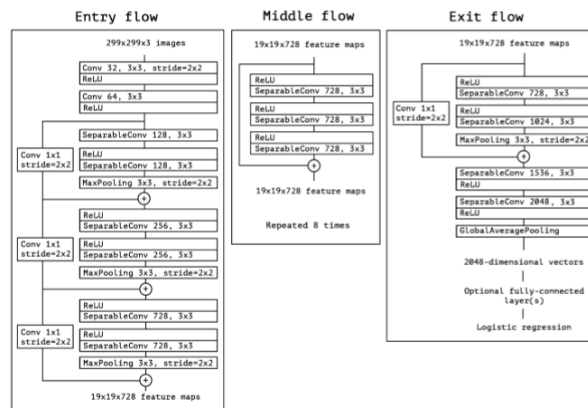


Figure 1

3.2 Taking the human out of the loop: A review of bayesian optimization

本文是一篇贝叶斯优化方法的综述. 现代机器学习模型中往往有大量的超参数需要人为调整, 因此就出现了一些通过优化算法自动调整超参数的方法, 贝叶斯优化就是其中一种. 本文介绍了参数模型和非参模型的贝叶斯优化方法, 前者主要以线性模型为例并在本节最后介绍了期望效益最大化定

理, 后者以高斯过程为例并介绍了对应的核技巧. 还讨论了贝叶斯优化中最优需求函数的选择方法 (通过极大化期望效益) 和一些实现细节.

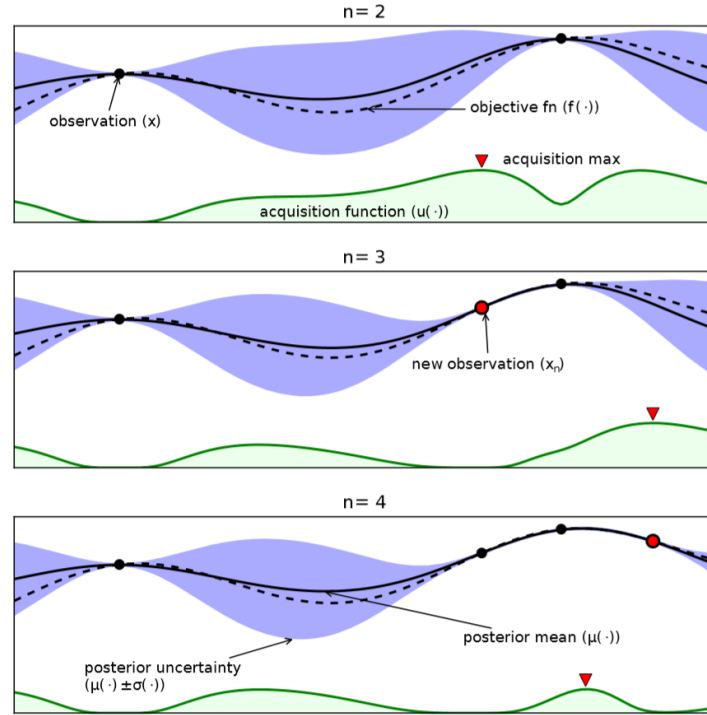


Figure 2

3.3 Deeppose: Human pose estimation via deep neural networks

本文使用深度神经网络 AlexNet 进行人体姿态估计. 人体姿态估计需要估计关节的位置, 本文把 k 个关节的横纵坐标作为神经网络预测的对象, 并进行回归. 此外为了加强坐标的准确性, 本文提出级联多个网络, 第一个网络直接估计关节的位置坐标, 后续网络仅预测与前一网络预测及过的偏移.



Figure 3